



TITLE:

# 2次元平面上の重み付き準算術平均 と効用関数 (不確実性の下での意思 決定理論とその応用 : 計画数学の展 開)

AUTHOR(S):

吉田, 祐治

---

CITATION:

吉田, 祐治. 2次元平面上の重み付き準算術平均と効用関数 (不確実性の下での意思決定理論とその応用 : 計画数学の展開). 数理解析研究所講究録 2018, 2078: 73-76

ISSUE DATE:

2018-07

URL:

<http://hdl.handle.net/2433/242118>

RIGHT:

## 2次元平面上の重み付き準算術平均と効用関数

北九州市立大学 経済学部 吉田祐治

Yuji Yoshida

Faculty of Economics and Business Administration,  
University of Kitakyushu

### 1. はじめに

Yoshida [5] は2次元平面上の重み付き準算術平均を導入している. このでは, 2次元平面上の重み付き準算術平均の観点から2つの効用関数について risk averse/risk neutral/risk loving 満たすべき条件を議論する.

### 2. 2次元平面上の重み付き準算術平均

$\mathbb{R} = (-\infty, \infty)$  とし, 定義域  $D$  を  $\mathbb{R}^2$  の空でない開部分集合とし,  $\mathcal{R}(D)$  を  $D$  の閉凸部分集合の族とする.  $\mathcal{L}$  は  $C^2$  級関数  $f: D \rightarrow \mathbb{R}$  の族で  $f_x > 0$  と  $f_y > 0$  を満たすとし,  $\mathcal{W}$  は連続関数  $w: D \rightarrow (0, \infty)$  の族とする. 開部分領域  $R \in \mathcal{R}(D)$  上で,  $f \in \mathcal{L}$  を効用関数とし  $w \in \mathcal{W}$  を重みとする準算術平均を領域  $R$  の部分集合  $M_w^f(R)$  で与える:

$$M_w^f(R) = \left\{ (\tilde{x}, \tilde{y}) \in R \mid f(\tilde{x}, \tilde{y}) \int \int_R w(x, y) dx dy = \int \int_R f(x, y) w(x, y) dx dy \right\}.$$

明らかに,  $M_w^f(R) \neq \emptyset$  である.

**定義 1.** ( $\mathbb{R}^2$  上の半順序  $\preceq$ ).

- (i)  $(\underline{x}, \underline{y}), (\bar{x}, \bar{y}) \in \mathbb{R}^2$  について,  $(\underline{x}, \underline{y}) \preceq (\bar{x}, \bar{y}) \iff \underline{x} \leq \bar{x} \text{ かつ } \underline{y} \leq \bar{y}$ .
- (ii)  $(\underline{x}, \underline{y}), (\bar{x}, \bar{y}) \in \mathbb{R}^2$  について,  $(\underline{x}, \underline{y}) \prec (\bar{x}, \bar{y}) \iff (\underline{x}, \underline{y}) \preceq (\bar{x}, \bar{y}) \text{ かつ } (\underline{x}, \underline{y}) \neq (\bar{x}, \bar{y})$ .
- (iii)  $A, B \subset \mathbb{R}^2$  について,  $A \preceq B \iff$  (a) かつ (b):
  - (a)  $(\underline{x}, \underline{y}) \in A$  について,  $\exists (\bar{x}, \bar{y}) \in B : (\underline{x}, \underline{y}) \preceq (\bar{x}, \bar{y})$ .
  - (b)  $(\bar{x}, \bar{y}) \in B$  について,  $\exists (\underline{x}, \underline{y}) \in A : (\underline{x}, \underline{y}) \preceq (\bar{x}, \bar{y})$ .

$w \in \mathcal{W}$  を重み関数とする開部分領域  $R \in \mathcal{R}(D)$  上の点  $(\bar{x}_R, \bar{y}_R)$  を次のように与える:

$$\bar{x}_R = \frac{\int \int_R x w(x, y) dx dy}{\int \int_R w(x, y) dx dy},$$

$$\bar{y}_R = \frac{\int \int_R y w(x, y) dx dy}{\int \int_R w(x, y) dx dy}.$$

ここでは,  $(\bar{x}_R, \bar{y}_R)$  を不変リスク中立点という ([5]). 2次元平面  $\mathbb{R}^2$  を次のように分割する.

$$R_{w,-}^{(\bar{x}_R, \bar{y}_R)} = \{(x, y) \in \mathbb{R}^2 \mid (x, y) \prec (\bar{x}_R, \bar{y}_R)\},$$

$$R_{w,+}^{(\bar{x}_R, \bar{y}_R)} = \{(x, y) \in \mathbb{R}^2 \mid (\bar{x}_R, \bar{y}_R) \prec (x, y)\}.$$

$R_{w,-}^{(\bar{x}_R, \bar{y}_R)}$  は risk averse 点であり,  $R_{w,+}^{(\bar{x}_R, \bar{y}_R)}$  は risk loving 点である. さらに,  $R_w^{(\bar{x}_R, \bar{y}_R)} = R_{w,-}^{(\bar{x}_R, \bar{y}_R)} \cup R_{w,+}^{(\bar{x}_R, \bar{y}_R)} \cup \{(\bar{x}_R, \bar{y}_R)\}$  とおく.

**定義 2.** 効用関数  $f \in \mathcal{L}$  と領域  $R \in \mathcal{R}(D)$  について, 次のように定義する.

(i) 効用関数  $f$  が  $R$  上で risk neutral であるとは, すべての重み関数  $w$  について

$$f(\bar{x}_R, \bar{y}_R) \iint_R w(x, y) dx dy = \iint_R f(x, y) w(x, y) dx dy.$$

(ii) 効用関数  $f$  が  $R$  上で risk averse であるとは, すべての重み関数  $w$  について

$$f(\bar{x}_R, \bar{y}_R) \iint_R w(x, y) dx dy \geq \iint_R f(x, y) w(x, y) dx dy.$$

(iii) 効用関数  $f$  が  $R$  上で risk loving であるとは, すべての重み関数  $w$  について

$$f(\bar{x}_R, \bar{y}_R) \iint_R w(x, y) dx dy \leq \iint_R f(x, y) w(x, y) dx dy.$$

**定義 3.**  $D$  上の効用関数  $f, g \in \mathcal{L}$  について,  $f$  が  $g$  よりも risk averse とは, すべての重み関数  $w$  とすべての凸閉領域  $R \in \mathcal{R}(D)$  について 次の式が成り立つときとする.

$$M_w^f(R) \cap R_w^{(\bar{x}_R, \bar{y}_R)} \preceq M_w^g(R) \cap R_w^{(\bar{x}_R, \bar{y}_R)}.$$

**定理 1.**  $D$  上の効用関数  $f, g \in \mathcal{L}$  について,  $f$  が  $g$  よりも risk averse ならば すべての正の数  $h, k$  と実数  $r \in [-1, 1]$  について  $D$  上で

$$\frac{h^2 f_{xx} + 2rhkf_{xy} + k^2 f_{yy}}{hf_x + kf_y} \leq \frac{h^2 g_{xx} + 2rhkg_{xy} + k^2 g_{yy}}{hg_x + kg_y}$$

が成り立つ.

**系 1.**  $D$  上の効用関数  $f, g \in \mathcal{L}$  について,  $f$  が  $g$  よりも risk averse ならば すべての正の数  $h, k$  と実数  $r \in [-1, 1]$  について  $D$  上で

$$\frac{f_{xx}}{f_x} \leq \frac{g_{xx}}{g_x} \quad \text{かつ} \quad \frac{f_{yy}}{f_y} \leq \frac{g_{yy}}{g_y}$$

が成り立つ.

### 3. 十分条件

効用関数  $f \in \mathcal{L}$  について、ヘッセ行列を

$$H^f(x, y) = \begin{pmatrix} f_{xx}(x, y) & f_{xy}(x, y) \\ f_{yx}(x, y) & f_{yy}(x, y) \end{pmatrix}, \quad (x, y) \in D \quad (3.1)$$

とおく.

**命題 1.**  $D$  上の効用関数  $f, g \in \mathcal{L}$  について、(i) と (ii) が成り立つ.

(i) 行列

$$\frac{1}{f_x(x, y)} H^f(x, y) - \frac{1}{g_x(x, y)} H^g(x, y) \text{ と } \frac{1}{f_y(x, y)} H^f(x, y) - \frac{1}{g_y(x, y)} H^g(x, y)$$

がすべての  $(x, y) \in D$  について negative semi-definite である  $\iff$  すべての  $(x, y) \in D$  とすべての正の数  $h, k$  について

$$\frac{1}{hf_x(x, y) + kf_y(x, y)} H^f(x, y) - \frac{1}{hg_x(x, y) + kg_y(x, y)} H^g(x, y)$$

が negative semi-definite である.

(ii) 行列

$$\frac{1}{f_x(x, y)} H^f(x, y) - \frac{1}{g_x(x, y)} H^g(x, y) \text{ と } \frac{1}{f_y(x, y)} H^f(x, y) - \frac{1}{g_y(x, y)} H^g(x, y)$$

がすべての  $(x, y) \in D$  について negative semi-definite ならば、すべての正の数  $h, k$  と実数  $r \in [-1, 1]$  について  $D$  上で

$$\frac{h^2 f_{xx} + 2rhkf_{xy} + k^2 f_{yy}}{hf_x + kf_y} \leq \frac{h^2 g_{xx} + 2rhkg_{xy} + k^2 g_{yy}}{hg_x + kg_y}$$

が成り立つ.

**定理 2.**  $f, g \in \mathcal{L}$  を  $D$  上の 2 次の効用関数とする. 行列

$$\frac{1}{f_x(x, y)} H^f(x, y) - \frac{1}{g_x(x, y)} H^g(x, y) \text{ と } \frac{1}{f_y(x, y)} H^f(x, y) - \frac{1}{g_y(x, y)} H^g(x, y)$$

がすべての  $(x, y) \in D$  について negative semi-definite ならば、 $f$  が  $g$  よりも risk averse である.

**例 1.** (2 次の効用関数) 定義域  $D = (-0.5, 1.5)^2$  の領域  $R = [0, 1]^2$  で重みを  $w = 1$  とすると、不変リスク中立点は  $(\bar{x}_R, \bar{y}_R) = (0.5, 0.5)$  であり、 $R_{w,-}^{(\bar{x}_R, \bar{y}_R)} = [0, 0.5]^2 \setminus \{(0.5, 0.5)\}$ 、 $R_{w,+}^{(\bar{x}_R, \bar{y}_R)} = [0.5, 1]^2 \setminus \{(0.5, 0.5)\}$ . 2 次の効用関数  $f(x, y) = -2x^2 - 2y^2 + 2xy + 8x + 8y$  と

$g(x, y) = -x^2 - y^2 + xy + 5x + 5y$  について、 $R$  上で  $f_x > 0$ ,  $f_y > 0$ ,  $g_x > 0$ ,  $g_y > 0$  であることがわかる。また、行列

$$\frac{1}{f_x(x, y)} H^f(x, y) - \frac{1}{g_x(x, y)} H^g(x, y) = \frac{1}{-4x + 2y + 8} \begin{pmatrix} -4 & 2 \\ 2 & -4 \end{pmatrix} - \frac{1}{-2x + y + 5} \begin{pmatrix} -2 & 1 \\ 1 & -2 \end{pmatrix},$$

$$\frac{1}{f_y(x, y)} H^f(x, y) - \frac{1}{g_y(x, y)} H^g(x, y) = \frac{1}{2x - 4y + 8} \begin{pmatrix} -4 & 2 \\ 2 & -4 \end{pmatrix} - \frac{1}{x - 2y + 5} \begin{pmatrix} -2 & 1 \\ 1 & -2 \end{pmatrix}$$

はすべての  $(x, y) \in D$  について negative definite であるから、定理 2 より  $f$  が  $g$  よりも risk averse である。

## References

- [1] K.J.Arrow, *Essays in the Theory of Risk-Bearing* (Markham, Chicago, 1971).
- [2] G.Gollier, *The Economics of Risk and Time* (MIT Publishers, 2001).
- [3] Y.Yoshida, Weighted quasi-arithmetic means and conditional expectations, in: V.Torra, Y.Narukawa and M.Daumas, eds., *Modeling Decisions for Artificial Intelligence - MDAI 2010* Lecture Notes in Artificial Intelligence 6408 (Springer, Oct., 2010), 31-42.
- [4] Y.Yoshida, Weighted quasi-arithmetic means and a risk index for stochastic environments, *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems (IJUFKS)*, **16**, suppl. (2011) 1-16.
- [5] Y.Yoshida, Weighted quasi-arithmetic means on two-dimensional regions and their applications, in: V.Torra and Y.Narukawa, eds., *Modeling Decisions for Artificial Intelligence - MDAI 2015* Lecture Notes in Artificial Intelligence 9321 (Springer, Sept., 2015), 42-53.
- [6] Y.Yoshida, Weighted quasi-arithmetic means on two-dimensional regions: An independent case, in: V.Torra and Y.Narukawa, eds., *Modeling Decisions for Artificial Intelligence - MDAI 2016* Lecture Notes in Artificial Intelligence 9880 (Springer, Sept., 2016), 82-93.